

DOI: 10.21122/2227-1031-2016-15-6-481-492

УДК 69:330.322.214

Система оценки проектных решений объектов жилой недвижимости на предынвестиционной стадии с применением технологии нейронных сетей

Магистр техн. наук Г. Д. Костикова¹⁾, канд. техн. наук, доц. Г. В. Земляков¹⁾

¹⁾Белорусский национальный технический университет (Минск, Республика Беларусь)

© Белорусский национальный технический университет, 2016
Belarusian National Technical University, 2016

Реферат. Еще со времен СССР проектные решения оценивались по различным критериям и показателям. На современном этапе оценки проектных решений выделяется системотехническая доктрина, дополненная теорией эффективности и финансовой устойчивости инвестиционного проекта с учетом общей концепции рынка. Кроме того, большое внимание уделяется виртуальному моделированию объекта. Актуальным является и включение прогнозирования поведения модели инвестиционного проекта в строительстве на каждой из стадий жизненного цикла. Высокая стоимость всех этапов жизненного цикла инвестиционного проекта в строительстве обуславливает необходимость максимально точно просчитать целесообразность инвестиций еще до начала проектных работ при оценке инвестиционного замысла. В Республике Беларусь законодательно закреплена предынвестиционная стадия разработки проекта строительства. Для оценки проектного решения на данной стадии необходимо разработать обоснование инвестиций, план управления проектом и бизнес-план проекта, которые позволят комплексно оценить и сравнить несколько вариантов будущих объектов. Это требует не только времени, но и значительных финансовых затрат. С целью оптимизации данного процесса предлагается разработать систему оценки проектных решений на базе уже имеющихся проектов. Она позволит заказчику (инвестору) выбрать вариант проектного решения при строительстве объекта недвижимости без разработки предпроектной документации из нескольких вариантов. Данную систему целесообразно опробовать на примере строительства многоквартирных жилых домов с привлечением республиканского фонда проектной документации и банка данных объектов-аналогов. В разрабатываемой системе оценки проектных решений объектов жилой недвижимости на предынвестиционной стадии предполагается использовать теорию нейронных сетей и нейропрограммирования. В системе на основе входных параметров обученные нейроны скрытого слоя выбирают приемлемые проекты многоквартирных жилых домов с классификацией в порядке убывания суммарной значимости основных выходных параметров. В результате заказчик получает спрогнозированные основные параметры будущего инвестиционного проекта без разработки комплекса предпроектной документации.

Ключевые слова: предынвестиционная стадия, система оценки, проектные решения, объекты жилой недвижимости, нейронная сеть, сеть Ворда

Для цитирования: Костикова, Г. Д. Система оценки проектных решений объектов жилой недвижимости на предынвестиционной стадии с применением технологии нейронных сетей / Г. Д. Костикова, Г. В. Земляков // *Наука и техника*. 2016. Т. 15, № 6. С. 481–492

Evaluation System of Design Solutions for Residential Property on Pre-Investment Stage Through Neural Network Technology

G. D. Kostiukava¹⁾, G. V. Zemliakov¹⁾

¹⁾Belarusian National Technical University (Minsk, Republic of Belarus)

Abstract. Ever since the USSR timeline design solutions have been assessed according to various criteria and indicators. Systematic and technical doctrine used for evaluation of design solutions distinguishes itself at the present stage. The doctrine has been complemented by theory of efficiency and financial sustainability of an investment project with due account

Адрес для переписки

Земляков Геннадий Васильевич
Белорусский национальный технический университет
просп. Независимости, 150,
220013, г. Минск, Республика Беларусь
Тел.: +375 17 331-01-18
osiun@bntu.by

Address for correspondence

Zemliakov Gennadiy V.
Belarusian National Technical University
150 Nezavisimosty Ave.,
220013, Minsk, Republic of Belarus
Tel.: +375 17 331-01-18
osiun@bntu.by

of general market concept. Also great attention is paid to the virtual object modeling. It looks rather important to include behavior prediction of an investment construction project model at each stage of its life cycle. High cost of all life cycle stages pertaining to the investment construction project stipulates the necessity to calculate an investment prior to design works while assessing an investment idea. Pre-investment stage of construction project development has been secured in legislation of the Republic of Belarus. In order to evaluate a design solution at this stage it is necessary to develop an investment justification, a project management plan and a business plan which make it possible fully assess and compare several variants of future objects. Such approach requires not only time, but considerable financial costs. It has been proposed to develop an evaluation system for design solutions for optimization of the given process and the system is based on the existing projects. The system allows a customer (an investor) to select a variant of design solution excluding development of pre-design documentations for several options while constructing an immovable property object. It is expediently to test the given system while using construction of multifamily residential building with involvement of Republican collection of design documentation and objects-analogues databank as an example. It is presupposed to use a theory of neural networks and neuro-programming in the developed system for assessment of design solutions for residential real estate objects at a pre-investment stage. This system bases on the input parameters projects. While using the system trained neurons of hidden layer select suitable projects of multifamily residential buildings on the basis of input parameters apartment houses with their classification. The projects are classified in decreasing order of summary significance of main output parameters. As a result, a customer obtains predicted main parameters of the future investment project without development of pre-design documentation package.

Keywords: pre-investment stage, evaluation system, design solutions, residential properties, neural network, Word network

For citation: Kotsikava G. D., Zemliakov G. V. (2016) Evaluation System of Design Solutions for Residential Property on Pre-Investment Stage Through Neural Network Technology. *Science & Technique*. 15 (6), 481–492 (in Russian)

Введение

Одна из базовых потребностей человека – потребность в безопасности (комфорт, постоянство условий жизни и др.), которую человек удовлетворяет, строя себе жилище [1]. Одним из приоритетных направлений социально-экономического развития Республики Беларусь на 2011–2015 гг. является строительство качественного и доступного жилья [2]. Многоквартирные жилые дома – наиболее доступный и широко распространенный вид такого жилья.

По данным национального статистического комитета, в 2014 г. на строительство жилья использовано 40,6 трлн рублей инвестиций в основной капитал, что составляет 19 % к общему объему инвестиций. При этом с государственной поддержкой построено 45 % общего объема введенного жилья, а из 50,9 % собственных средств населения 34,1 % приходится на кредиты (займы) банков.

Поскольку кредитные ресурсы дорогие, актуальна оценка эффективности инвестиций в жилищное строительство как со стороны конечного потребителя, так и со стороны организаций застройщика, заказчика, инвестора. С учетом высокой стоимости всех этапов жизненного цикла инвестиционного проекта в строительстве, и проектирования в том числе, при оценке инвестиционного замысла необходимо максимально точно просчитать целесообразность инвестиций еще до начала проектных работ.

Жизненный цикл объекта и его предынвестиционная стадия

Каждый проект характеризуется определенным жизненным циклом. Если говорить о проекте создания объекта жилой недвижимости, то его жизненный цикл можно представить в виде схемы, приведенной на рис. 1. Данная схема включает девять этапов существования объекта жилой недвижимости, каждый из которых характеризуется результатом, имеющим свои количественные и качественные характеристики. Эти этапы объединяются в три стадии: предынвестиционную, инвестиционную и эксплуатационную [3].

Указом Президента Республики Беларусь «О мерах по совершенствованию строительной деятельности» от 14 января 2014 г. № 26 закреплена предынвестиционная стадия разработки проекта строительства. Она включает разработку предпроектной документации, в которой определяются необходимость, техническая возможность, оцениваются воздействия на окружающую среду, экономическая целесообразность осуществления инвестиций в создание или преобразование объектов строительства, требования к земельному участку, варианты объемно-планировочных и технологических решений, сведения об инженерных нагрузках, источники и объемы финансирования, расчеты по определению эффективности осуществления инвестиций, социальных, экологических и других последствий возведения, реконструкции, реставрации и эксплуатации объектов строительства [4].



Рис. 1. Жизненный цикл объекта жилой недвижимости

Fig. 1. Life cycle of residential real estate property

Для оценки проектного решения на данной стадии необходимо разработать обоснование инвестиций, план управления проектом и бизнес-план проекта, которые позволят комплексно оценить и сравнить несколько вариантов будущих объектов, для чего требуется не только время, но и значительные финансовые затраты. С целью оптимизации данного процесса предлагается разработать систему оценки проектных решений на базе имеющихся проектов. Это позволит заказчику (инвестору) выбрать вариант проектного решения при строительстве объекта недвижимости без разработки предпроектной документации по нескольким вариантам. Данную систему целесообразно опробовать на примере строительства многоквартирных жилых домов с привлечением республиканского фонда проектной документации и банка данных объектов-аналогов [5].

Теоретические основы системы оценки проектных решений объектов жилой недвижимости

Любое проектное решение можно представить как кибернетическую систему, применяя широко известный принцип «черного ящика». В этом «ящике» исследуется поведение некото-

рой сложной системы, для которой известны некоторые параметры (факторы) входа X и оценки выхода Y . Схема «черного ящика» приведена на рис. 2 [6].

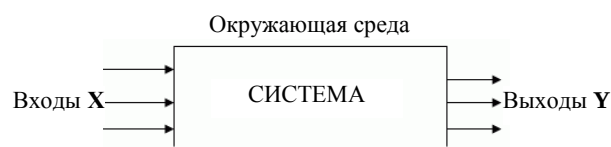


Рис. 2. Системы «черного ящика»

Fig. 2. "Black box" systems

Любой проект характеризуется разноразмерными показателями эффективности, технико-экономическими показателями конкретной размерности и качественными характеристиками, которые не всегда легко измерить. Если на предпроектной стадии есть несколько вариантов проектного решения объекта жилой недвижимости, то они сравниваются по следующим основным технико-экономическим и финансовым показателям: число квартир, общая площадь квартир и площадь жилого здания, строительный объем, удельный расход энергоресурсов на единицу площади, общая стоимость строительства, стоимость 1 м² общей площади, продолжительность строительства [7].

Эволюция подходов к оценке проектных решений

Еще со времен СССР проектные решения оценивали по различным критериям и показателям. В развитии оценочных концепций выделяли три этапа: эstimативный, субстантивный и пробативный.

Первые попытки оценить проектные решения относятся к периоду 1930–1962 гг. Тогда оценка проекта выражалась, как правило, количественно с сопоставлением с эталоном. Достичь большего эффекта меньшими средствами – характерная тенденция критериев оценки эstimативного типа. К 1962 г. было освоено множество методов оптимизации проектных решений. Эstimативный тип оценки в дальнейшем развивался от эстетических до экономических критериев.

Расцвет эstimативного типа оценки совпадает по времени с возникновением нового субстантивного типа (от англ. *subsist* – существовать, содержать), вызванного необходимостью обоснования проектных решений (1962–1970 гг.). Одной из ведущих тенденций было стремление типизировать, эталонировать оценку, облегчить прохождение через оценочный фильтр всей массы проектов, ускорить ее за счет автоматизации обработки информации. Оценка на этом этапе исследовалась по двум основным направлениям.

Первое – продолжение линии эstimативной оценки в условиях автоматизации в рамках деятельности Государственного института типового и экспериментального проектирования и технических исследований (Гипротиса). На этом этапе были сформулированы критерии оптимальности проектирования генеральных планов предприятий и схем размещения центров культурно-бытового обслуживания, промышленных зданий, строительных конструкций и пр. Аналогичные работы велись в области оценки оптимальных решений объектов градостроительства (Л. Н. Авдоткин), жилых зданий (Д. Н. Яблонский, Г. И. Лаврик, Л. Д. Бронер), типового проектирования, сметного дела в системе институтов Государственного комитета по гражданскому строительству и архитектуре (Госгражданстроя) и Государственного комитета СССР по делам строительства (Госстроя СССР).

Второе направление этапа субстантивной оценки – поиск критериальной «субстанции» в самом процессе проектирования. В этот период советские исследователи сформулировали сущность субстантивной оценки как обоснования проекта. Введено технико-экономическое обоснование (ТЭО) проекта, в котором приводились расчеты и сведения об экономической целесообразности и хозяйственной необходимости строительства того или иного объекта. Для оценки привлекались различные научные дисциплины: философия (К. А. Иванов), социология (О. Н. Яницкий, З. Н. Яргина, И. Н. Канева), бионика (Ю. С. Лебедев), теории потока (М. С. Будников), комплексного анализа (Р. И. Фоков), системного анализа и функциональных систем (А. А. Гусаков) и др.

С точки зрения полноты учета данных при проектировании строительных объектов и процессов интересен критерий «организационно-технологической надежности» и другие критерии, предложенные в работах А. А. Гусакова (способность технологических, организационных, управленческих экономических решений обеспечивать достижение заданного результата строительного производства в условиях случайных возмущений, присущих строительству как сложной вероятностной системе).

С 1971 г. выделяют следующий этап – пробативную оценку. Он связан с экспериментом и испытанием. Проектировщик ведет доказательство истинности решения на всем протяжении проектного поиска. На этом этапе требуются специальные средства моделирования, позволяющие выявить несоответствия и рассогласования в проектных решениях на текущем этапе разработки. Такими средствами являются семантические модели М. М. Субботина. Мера истинности проектных решений выражается количественно и предъявляется проектировщикам на каждом этапе развития решения с помощью ЭВМ путем инвариантного моделирования.

В 80-е и 90-е гг. прошлого века проводились исследования по выработке методик оценки проектных решений различных типов зданий по всем трем направлениям. Можно выделить работы ученых: Э.-К. К. Завадскаса (многоцелевой выбор технических и организационно-

технологических решений на различных стадиях проектирования), А. К. Шрейбера (основы организации проектирования реконструкции жилых зданий), С. И. Булгакова, С. Н. Рейнина и О. А. Сердюковой (экономическая оценка качества проектов), В. В. Шумакова (организация формирования качества проектов жилых зданий для конкретных условий строительства), В. В. Герасимова (методологические основы организации проектирования объектов жилищного строительства) и др.

С 1990-х гг. происходит развитие принципов оценки зданий как среды обитания человека, отвечающей требованиям комфортности, энергоэффективности, экологичности, которые должны обеспечивать защиту окружающей среды. Это привело к появлению систем оценки качества проектных и строительных решений зданий по показателям энергоэффективности, экологии, комфортности и ресурсосбережения (Е. Ю. Майорова). В этот и последующие периоды для оценки качества проектных решений начали рассматривать инвестиционный процесс строительства объекта, включая предпроектную и послепроектную стадии (Л. В. Киевский) [8].

В начале XXI в. оценка проектных решений дополнилась теорией эффективности и финансовой устойчивости инвестиционного проекта с учетом общей концепции рынка (В. В. Герасимов [9], П. А. Калинин [10], Е. В. Кузнецова [11], О. Н. Дьячкова [12]). Развивается системотехническая доктрина организационно-технологических циклов объектов строительства с применением генетического метода (Е. А. Гусакова [13]) и архитектурно-бионических систем (И. Д. Павлов, И. А. Арутюнян [14]). Вместе с комплексным рассмотрением всего жизненного цикла объекта строительства развивается виртуальное моделирование (Н. И. Пресняков [15], Н. А. Лузганов [16]), которое также опирается на системотехнику, теорию функциональных систем и системный анализ. Пространство объекта моделируют функциональной системой «человек – техника – среда» (В. О. Чулков, И. Я. Мастуров, С. А. Рафиков, И. И. Вейкум, П. Н. Смирнов, П. Н. Бурьянов и др.) [17]. Много внимания уделяется системе моделирования и оптимизации эксплуатации (С. Г. Шей-

на [18]), переустройства и утилизации объектов недвижимости, а также оценке проектных решений на этапе раннего проектирования объекта (К. А. Фролов [19]).

На современном этапе оценки проектных решений рекомендуется развитие системотехнической доктрины, дополненной теорией эффективности и финансовой устойчивости инвестиционного проекта с учетом общей концепции рынка. Кроме того, большое внимание необходимо уделить виртуальному моделированию объекта. Актуальным является и включение в теоретическую базу элементов прогнозирования поведения модели объекта на каждой из стадий жизненного цикла.

Общие понятия нейронных сетей

В разрабатываемой системе оценки проектных решений объектов жилой недвижимости на предынвестиционной стадии предлагается использовать теорию нейронных сетей и нейропрограммирования. Искусственные нейронные сети, они же коннекционистские или связевые системы, представляют собой устройства, использующие огромное число элементарных условных рефлексов, называемых синапсами Хебба – по имени канадского физиолога [20].

Искусственная нейронная сеть – система соединенных и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты (особенно в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах). Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам [21].

Нейрон – базовый элемент нейронной сети, единичный простой вычислительный процессор, способный воспринимать, преобразовывать и распространять сигналы (рис. 3).

Объединение большого количества нейронов в одну сеть позволяет решать достаточно сложные задачи (рис. 4). Простейшей нейронной сетью является персептрон Розенблатта (далее – персептрон), включающий три слоя нейронов: входной, выходной и промежуточный [22].

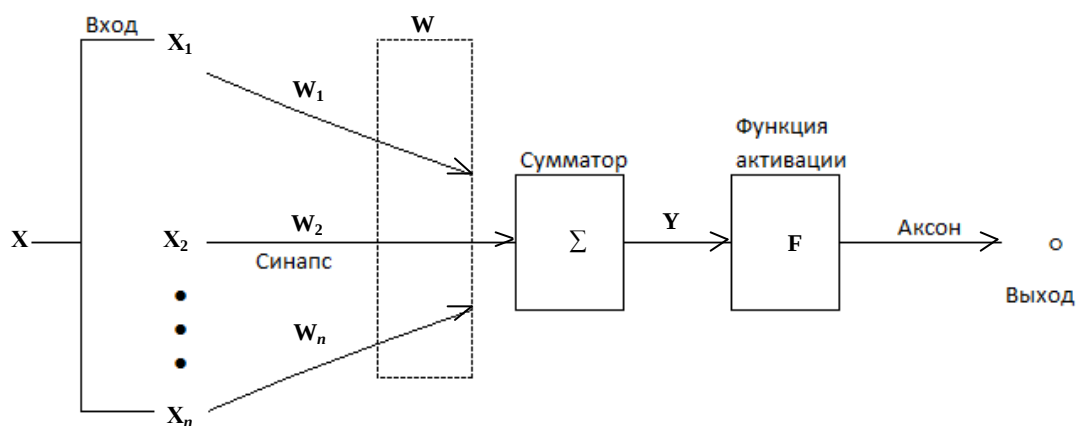


Рис. 3. Схема нейрона: X_1-X_n – векторы входных сигналов; W_1-W_n – весовые множители, с которыми входные сигналы будут интерпретироваться нейроном (синапс); W – упорядоченная совокупность весовых коэффициентов; Σ – блок суммирования, в котором накапливается входной сигнал (сумматор); Y – выходной сигнал; F – активационный элемент или нелинейный преобразователь, преобразующий текущее состояние нейрона в выходной сигнал согласно некоторому нелинейному закону (функция активации аксона)

Fig. 3. Neuron scheme: X_1-X_n – vectors of input signals; W_1-W_n – weight coefficients with which input signals will be interpreted by neuron (synapse); W – ordered collection of weight coefficients; Σ – summation unit which accumulates input signal (summator); Y – output signal; F – activation element or nonlinear function generator converting current neuron state in output signal according certain nonlinear law (function of axon activation)

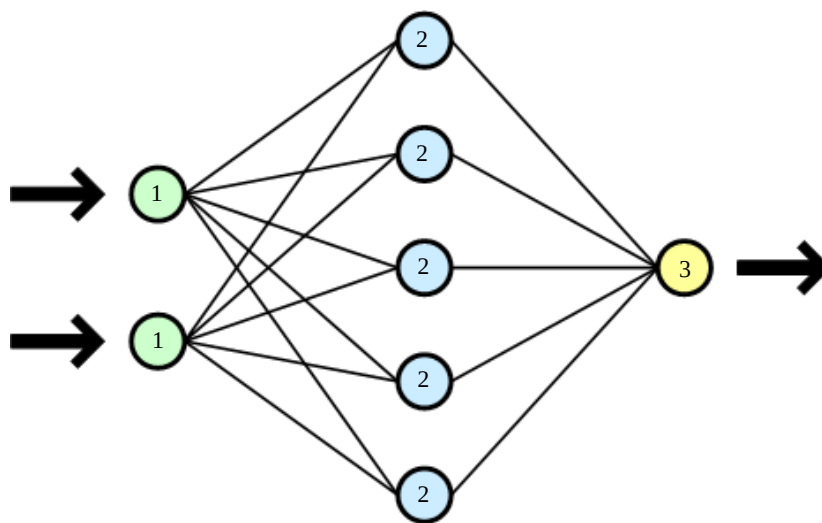


Рис. 4. Структурная схема простейшей нейронной сети (персептрона), включающей слои нейронов: 1 – входной; 2 – скрытый (промежуточный); 3 – выходной

Fig. 4. Structural scheme of simple neural network (perceptron) including neuron layers: 1 – input layer; 2 – concealed (intermediate) layer; 3 – output layer

По своей организации и функциональному назначению искусственная нейронная сеть с несколькими входами и выходами выполняет некоторое преобразование входных стимулов (сенсорной информации о внешнем мире) в выходные управляющие сигналы. Число преобразуемых стимулов n равно количеству входов сети, а число выходных сигналов соответствует количеству выходов m . Совокупность всевоз-

можных входных векторов размерности n образует векторное признаковое пространство X . Аналогично выходные векторы также формируют признаковое пространство, которое будет обозначаться Y . Теперь нейронную сеть можно представить как некую многомерную функцию $F : X \rightarrow Y$, аргумент которой принадлежит признаковому пространству входов, а значение – выходному признаковому пространству.

При произвольном значении синаптических весовых коэффициентов нейронов сети функция, реализуемая сетью, также произвольна. Для получения требуемой функции необходим специфический выбор весов. Упорядоченная совокупность весовых коэффициентов всех нейронов может быть представлена как вектор $\mathbf{W}$. Множество всех таких векторов также формирует векторное пространство, называемое пространством состояний или конфигурационным (фазовым) пространством $\mathbf{W}$.

Задание вектора в конфигурационном пространстве полностью определяет все синаптические веса и тем самым состояние сети. Состояние, при котором нейронная сеть выполняет требуемую функцию, называют обученным состоянием сети $\mathbf{W}^*$. Отметим, что для заданной функции обученное состояние может не существовать или быть не единственным. Задача обучения теперь формально эквивалентна построению процесса перехода в конфигурационном пространстве от некоторого произвольного состояния $\mathbf{W}^*$ к обученному состоянию.

Требуемая функция однозначно описывается путем задания соответствия каждому вектору признакового пространства $\mathbf{X}$ некоторого вектора из пространства $\mathbf{Y}$. Во многих практических случаях значения требуемых функций для заданных значений аргумента получаются из эксперимента или наблюдений и, следовательно, известны лишь для ограниченной совокупности векторов. Кроме того, известные значения функции могут содержать погрешности, а отдельные данные могут даже частично противоречить друг другу. По этим причинам перед нейронной сетью обычно ставится задача приближенного представления функции по существующим примерам.

Имеющиеся в распоряжении исследователя примеры соответствий между векторами либо специально отобранные из всех примеров наиболее представительные данные называют обучающей выборкой. Обучающая выборка определяется обычно заданием пар векторов, причем в каждой паре один вектор соответствует стимулу, а второй – требуемой реакции. Обучение нейронной сети состоит в приведении всех векторов стимулов из обучающей выборки требуемым реакциям путем выбора весовых коэффициентов нейронов.

Наиболее общим способом оптимизации нейронной сети является постепенная процеду-

ра подбора весов, называемая обучением. Если данная процедура опирается на обучающую выборку примеров, это называется «обучение с учителем».

Пусть имеется нейронная сеть, выполняющая преобразование $\mathbf{F} : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}$ векторов $\mathbf{X}$ из признакового пространства входов $\mathbf{X}$ в векторы $\mathbf{Y}$ выходного пространства $\mathbf{Y}$. Сеть находится в состоянии $\mathbf{W}$ из пространства состояний $\mathbf{W}$. Пусть далее имеется обучающая выборка $(\mathbf{X}^a, \mathbf{Y}^a)$, $a = 1 \dots p$. Рассмотрим полную ошибку $\mathbf{E}$, делаемую сетью в состоянии $\mathbf{W}$:

$$\begin{aligned} \mathbf{E} = \mathbf{E}(\mathbf{W}) &= \sum_a \|\mathbf{F}(\mathbf{X}^a; \mathbf{W}) - \mathbf{Y}^a\| = \\ &= \sum_a \sum_i [\mathbf{F}_i(\mathbf{X}^a; \mathbf{W}) - \mathbf{Y}_i^a]^2, \end{aligned} \quad (1)$$

где $\mathbf{E}(\mathbf{W})$ – полная ошибка в пространстве состояния сети $\mathbf{W}$; $\mathbf{F}$ – функция преобразования нейронной сетью входных параметров в выходные; $\mathbf{W}$ – состояние сети; $\mathbf{X}^a$ – входное значение обучающей выборки сети; $\mathbf{Y}^a$ – выходное значение обучающей выборки сети; $\mathbf{F}_i$ – функция преобразования нейронной сетью входных параметров $\mathbf{X}^a$ в выходной $\mathbf{Y}_i^a$; $\mathbf{Y}_i^a$ – i -й выходной параметр обучающей выборки сети.

Отметим два свойства полной ошибки. Во-первых, ошибка $\mathbf{E} = \mathbf{E}(\mathbf{W})$ является функцией состояния $\mathbf{W}$, определенной на пространстве состояний. По определению, она принимает неотрицательные значения. Во-вторых, в некотором обученном состоянии $\mathbf{W}^*$, в котором сеть не делает ошибок на обучающей выборке, данная функция принимает нулевое значение. Следовательно, обученные состояния являются точками минимума введенной функции $\mathbf{E}(\mathbf{W})$.

Таким образом, задача обучения нейронной сети – поиск минимума функции ошибки в пространстве состояний, и следовательно, для ее решения могут применяться стандартные методы теории оптимизации. Эта задача относится к классу многофакторных. Например, для однослойного персептрона с $\mathbf{N}$ входами и $\mathbf{M}$ выходами речь идет о поиске минимума в $(\mathbf{N} \times \mathbf{M})$ -мерном пространстве [23].

Искусственная нейронная сеть является моделью типа «черный ящик» (рис. 2). С точки зрения машинного обучения, нейронная сеть представляет собой частный случай методов распознавания образов, дискриминантного анализа, методов кластеризации и т. п. С матема-

тической точки зрения, обучение нейронных сетей – это многопараметрическая задача нелинейной оптимизации. С точки зрения кибернетики, нейронная сеть используется в задачах адаптивного управления и как алгоритм для робототехники. С точки зрения развития вычислительной техники и программирования, нейронная сеть – способ решения проблемы эффективного параллелизма [21].

Нейросетевой подход свободен от модельных ограничений, он одинаково годится как для линейных, так и для сложных нелинейных задач, а также для задач классификации. Обучение нейронной сети в первую очередь заключается в изменении «силы» связей между нейронами. Нейронные сети масштабируемы, они способны решать задачи как в рамках единичных элементов, так и в масштабах сложных систем в целом [22].

Уже сейчас искусственные нейронные сети применяются для решения очень многих задач обработки изображений, управления роботами и непрерывными производствами, для понимания и синтеза речи, диагностики заболеваний людей и технических неполадок в машинах и приборах, для предсказания курсов валют, результатов скачек и т. д. Та часть задач, которая связана с разработкой устройств переработки информации на основе принципов работы естественных нейронных систем, относится к области нейроинформатики или нейровычислений (нейрокомпьютинга).

Суть всех подходов нейроинформатики – разработка методов создания (синтеза) нейронных схем, решающих те или иные задачи. Нейрон при этом выглядит как устройство очень простое: нечто вроде усилителя с большим числом входов и одним выходом. Различие между подходами и методами – в деталях представлений о работе нейрона и, конечно, в представлениях о работе связей. Основная нагрузка на выполнение конкретных функций процессорами ложится на архитектуру системы, детали которой, в свою очередь, определяются межнейронными связями [20].

Применение теории нейронных сетей к системе оценки проектных решений объектов на предынвестиционной стадии

В рамках создания системы оценки проектных решений объектов жилой недвижимости на

предынвестиционной стадии вначале решается задача несколькими типами нейронных сетей. Затем производится сравнение результативности их применения и скорости обработки данных с целью выбора оптимального варианта. Создание нейронной сети, адаптированной для решения поставленной задачи, состоит из нескольких этапов:

- 1) выбора типа (архитектуры) сети;
- 2) подбора весов (обучение) сети;
- 3) применения сети.

На первом этапе следует выбрать, какие нейроны предполагается использовать (число входов, передаточные функции), каким образом их соединить между собой, что взять в качестве входов и выходов сети.

Существует несколько десятков различных нейросетевых архитектур, причем эффективность многих из них доказана математически. Наиболее популярные и изученные архитектуры – это многослойный персептрон, нейросеть с общей регрессией, сети Кохонена и др.

На втором этапе следует «обучить» выбранную сеть, т. е. подобрать такие значения ее весов, чтобы сеть работала нужным образом. В используемых на практике нейросетях количество весов может составлять несколько десятков тысяч. Для многих архитектур разработаны специальные алгоритмы обучения, которые позволяют настроить веса сети определенным образом.

Пусть у нас имеется некоторая база данных, содержащая примеры из разных классов, которые необходимо научиться распознавать. Нам известен и верный (желаемый) ответ. Вычисляя разность между желаемым и реальным ответами сети, мы получаем вектор ошибки. Далее, применяя различные алгоритмы по вектору ошибки, вычисляем требуемые поправки для весов сети.

После многократного предъявления примеров веса сети стабилизируются, причем сеть дает правильные ответы на все (или почти все) примеры из базы данных. В программных реализациях можно видеть, что в процессе обучения величина ошибки (сумма квадратов ошибок по всем выходам) постепенно уменьшается. Когда величина ошибки достигает нуля или приемлемого малого уровня, тренировку останавливают, а полученную сеть считают натренированной и готовой к применению на новых

данных. После того как сеть обучена, ее можно применять для решения поставленной задачи.

Для выполнения нашей задачи выбора проектного решения на предынвестиционной стадии необходимо решить задачу принятия решения. Здесь обученная нейросеть выступает как эксперт, обладающий большим опытом и способный дать ответ на трудный вопрос с учетом множества входных параметров.

Такая задача близка к задаче классификации. Классификации подлежат ситуации, характеристики которых поступают на вход нейронной сети. На выходе сети при этом должен появиться признак решения, которое она приняла. В данном случае в качестве входных сигналов используются различные критерии описания состояния управляемой системы [24].

Рассмотрим пример упрощенной модели системы оценки проектных решений объектов жилой недвижимости. На этапе выбора типа сети и с учетом особенностей входных и выходных параметров принимаем решение применить нейронную сеть Ворда. Нейронная сеть Ворда – искусственная нейронная сеть, топология которой характеризуется тем, что внутренние (скрытые) слои нейронов разбиты на блоки (рис. 5).

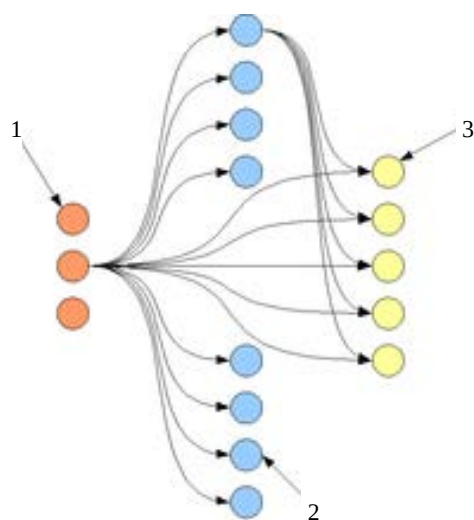


Рис. 5. Топология сети Ворда с двумя блоками скрытого слоя и обходным соединением: 1 – нейроны входного слоя; 2 – нейроны блока скрытого слоя; 3 – нейроны выходного слоя

Fig. 5. Topology of the Word network with two units of concealed layer and by-pass connection: 1 – neurons of input layer; 2 – neurons of concealed layer unit; 3 – neurons of output layers

Нейронные сети Ворда различаются количеством блоков скрытого слоя и наличием или отсутствием обходных соединений. Разбиение скрытых слоев на блоки позволяет использовать различные передаточные функции для разных блоков скрытого слоя. Таким образом, одни и те же сигналы, полученные от входного слоя, взвешиваются и обрабатываются параллельно с использованием нескольких способов, а полученный результат затем обрабатывается нейронами выходного слоя. Применение различных методов обработки для одного и того же набора данных позволяет сказать, что нейронная сеть анализирует данные с различных аспектов. Практика показывает, что сеть дает очень хорошие результаты при решении задач прогнозирования и распознавания образов. Для нейронов входного слоя, как правило, устанавливается линейная функция активации. Функция активации для нейронов из блоков скрытого и выходного слоев определяется экспериментально.

Для обучения нейронной сети Ворда можно применять метод обратного распространения ошибки [25]. Основная идея этого метода состоит в распространении сигналов ошибки от выходов сети к ее входам в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы. На каждой итерации алгоритма обратного распространения весовые коэффициенты нейронной сети модифицируются так, чтобы улучшить решение одного примера. Таким образом, в процессе обучения циклически решаются однокритериальные задачи оптимизации.

Для обучения нейронной сети использовали выборку базы данных проектных решений многоквартирных жилых домов. Каждый проект в базе обладает набором определенных характеристик. Перечислим некоторые основные свойства проектов стадий проектирования и строительства: число квартир, общая площадь квартир, площадь жилого здания, строительный объем, конструктивная схема, применяемые материалы, удельный расход энергоресурсов на единицу площади, общая стоимость строительства, трудоемкость и энергоемкость, стоимость 1 м² общей площади, продолжительность строительства, продолжительность и стоимость

проектирования, наличие подвала и чердака, характеристики участка и места строительства, наличие инженерных сетей, стоимость земли и т. д. Также по проектам можно добавить данные эксплуатационной стадии, например: общий срок службы, сроки службы до замены инженерных сетей и капитального ремонта, энергопотребление в процессе эксплуатации, среднегодовую стоимость эксплуатации и обслуживания. База данных формируется на основе уже реализованных проектов.

Общая выборка проектов может быть поделена следующим образом: 70 % проектов выборки используется для обучения сети, 30 % – в качестве контрольной выборки для оценки качества обучения сети и дальнейшего сравнения сетей между собой.

В условном примере системы оценки проектных решений объектов жилой недвижимости в качестве входных используем следующие параметры (пространство **X**): сумму инвестиций, общую площадь квартир, этажность, место строительства и геологические условия, размер участка, наличие инженерных сетей. Прогнозные выходные параметры (пространство **Y**): продолжительность строительства, его стоимость, срок окупаемости инвестиций и т. д. Данные параметры будут прогнозируемыми на основании фактических данных базы проектов. По результатам обработки информации обученные нейроны скрытого слоя выберут приемлемые проекты многоквартирных жилых домов и классифицируют их в порядке убывания суммарной значимости основных выходных параметров.

При использовании разных типов нейронных сетей можно настроить каждую из них на увеличение удельного веса одного выходного параметра. Таким образом, мы получаем разносторонний анализ проектов с точки зрения различных показателей. Можно предусмотреть, чтобы пользователь в режиме диалога корректировал значимость выходных параметров. Также при выборе одного из предложенных вариантов система в автоматическом режиме может выполнить расчеты прибыльности проекта, определить сроки его реализации, составить план управления и бизнес-план проекта, задание на проектирование объекта.

ВЫВОДЫ

1. Реализация системы оценки проектных решений объектов жилой недвижимости на прединвестиционной стадии на основе технологии нейронных сетей позволит спрогнозировать основные параметры инвестиционного проекта. В перспективе можно оценивать эксплуатационную стадию жизненного цикла объекта, которая занимает гораздо больший временной промежуток, чем прединвестиционная и инвестиционная.

2. Реализация системы через технологию нейронных сетей даст возможность на высокой скорости обрабатывать большие массивы статистических данных и прогнозировать выходные параметры сети с высокой степенью вероятности с учетом оценки рисков и оптимизации потоков основных ресурсов. Также с учетом особенностей обучения нейронной сети можно говорить о повышении точности прогнозных данных с расширением обучающей выборки.

3. Несомненными преимуществами применения искусственных нейронных сетей являются быстрота их действия и свобода от модельных ограничений. Они одинаково годятся как для линейных, так и для сложных нелинейных задач.

ЛИТЕРАТУРА

1. Маслоу, А. Мотивация и личность / А. Маслоу. – 3-е изд. СПб.: Питер, 2011. 352 с.
2. Программа социально-экономического развития Республики Беларусь на 2011–2015 гг. [Электронный ресурс]: Указ Президента Республики Беларусь, 11 апреля 2011, № 136 // Naviny. Информационный портал Республики Беларусь. Режим доступа: <http://naviny.org/2011/04/11/by16666.htm>. Дата доступа: 15.03.2016.
3. Земляков, Г. В. Функциональный ресурс взаимодействия потребителя и объекта жилой недвижимости / Г. В. Земляков, Г. Д. Костикова // Архитектура и строительство. 2009. № 10. С. 46–49.
4. О мерах по совершенствованию строительной деятельности: Указ Президента Республики Беларусь, 14 января 2014 г., № 26 // Нац. реестр правовых актов Респ. Беларусь. 2014. №1. 1/14755.
5. Инструкция о порядке создания и ведения республиканского фонда проектной документации и республиканского банка данных объектов, предоставления в пользование и использования материалов и данных указанных фонда и банка данных [Электронный ресурс]: постановление Министерства архитектуры и

- строительства Республики Беларусь, 26 марта 2014 г., № 14 // Архитектура и строительство: информационно-новостной портал. Режим доступа: <http://arcp.by/ru/article/postanovlenie-ministerstva-arhitektury-i-stroitelstva-respubliki-belarus-ot-26-marta-2014-g>. Дата доступа: 15.03.2016.
6. Земляков, Г. В. Системотехническая характеристика оценки качества проектных решений объектов жилой недвижимости в Республике Беларусь / Г. В. Земляков, Г. Д. Костикова // Вопросы внедрения норм проектирования и стандартов Европейского союза в области строительства: материалы науч.-метод. семинара, Минск, 29 мая 2012 г. / редкол.: В. Ф. Зверев [и др.]. Минск: БНТУ, 2012. Ч. 1. С. 231–240.
 7. Строительство. Предпроектная документация. Состав и порядок разработки: ТКП 45-1.02-298–2014. Введ. в действие 14.07.2014. Минск: Минстройархитектуры, 2014. 49 с.
 8. Земляков, Г. В. Анализ развития основных подходов к оценке качества проектных решений жилых зданий / Г. В. Земляков, Г. Д. Костикова // Вопросы внедрения норм проектирования и стандартов Европейского союза в области строительства: материалы науч.-метод. семинара, Минск, 22 мая 2013 г. / редкол.: В. Ф. Зверев [и др.]. Минск: БНТУ, 2013. Ч. 1. С. 221–231.
 9. Герасимов, В. В. Методологические основы организации проектирования объектов жилищного строительства / В. В. Герасимов. Новосибирск, 2001. 34 с.
 10. Калинин, П. А. Организационное и инженерно-технологическое обеспечение качества строительной продукции жилых зданий / П. А. Калинин. М., 2002. 22 с.
 11. Кузнецова, Е. В. Модели и методы оценки технологичности проектов объектов строительства / Е. В. Кузнецова. СПб., 2000. 26 с.
 12. Дьячкова, О. Н. Системная оценка параметров технологии возведения жилых многоэтажных зданий / О. Н. Дьячкова. СПб.: СПбГАСУ, 2009. 146 с.
 13. Гусакова, Е. А. Организационно-технологическая оценка объемно-конструктивных решений производственных зданий на стадиях проектирования / Е. А. Гусакова. М.: Моск. инж.-строит. ин-т имени В. В. Куйбышева, 1993. 18 с.
 14. Павлов, И. Д. Конструктивно-технологические аспекты для оценки проектных решений архитектурно-бионических систем / И. Д. Павлов, И. А. Арутюнян, М. А. Каплуновская // Коммунальное хозяйство городов. Сер.: Технические науки. 2006. Вып. 76. С. 170–175.
 15. Пресняков, Н. И. Виртуальные объекты строительства / Н. И. Пресняков // Сборник науч. и педагог. трудов кафедры САПР. М.: МГСУ, 2000. С. 38.
 16. Лузганов, Н. А. Организационно-технологическое проектирование возведения или строительного переустройства объекта с использованием его виртуальной модели / Н. А. Лузганов. М., 2006. 18 с.
 17. Фахратов, М. А. Конкурентоспособные организационно-технологические решения реконструкции и переустройства объектов в условиях техногенных воздействий / М. А. Фахратов. М., 2004. 46 с.
 18. Шейна, С. Г. Методология стратегического управления техническим состоянием жилищного фонда путем моделирования и оптимизации организационно-технологических решений / С. Г. Шейна. Р.-на-Д., 2008. 49 с.
 19. Фролов, К. А. Оценка вариантов проектных решений на ранней стадии проектирования / К. А. Фролов. М., 2011. 22 с.
 20. Нейроинформатика [Электронный ресурс] / А. Н. Горбань [и др.]. Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. 296 с. Режим доступа: <http://neuroschool.narod.ru/books/neurinf.html>.
 21. Искусственная_нейронная_сеть [Электронный ресурс] // Википедия. Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/wiki/>. Дата доступа: 15.03.2016.
 22. Система прогнозирования на базе нейронных сетей в промышленности [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://habrahabr.ru/post/171019/>. Дата доступа: 15.03.2016.
 23. Терехов, С. А. Лекции по теории и приложениям искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] / С. А. Терехов. 1998. Режим доступа: http://alife.narod.ru/lectures/neural/Neu_index.htm. Дата доступа: 15.03.2016.
 24. Круглов, В. В. Искусственные нейронные сети: теория и практика / В. В. Круглов, Б. В. Борисов. М.: Горячая линия – Телеком, 2001. 382 с.
 25. Нейронная_сеть_Ворда [Электронный ресурс] // Википедия. Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/wiki/>. Дата доступа: 15.03.2016.

Поступила 29.02.2016

Подписана в печать 03.05.2016

Опубликована онлайн 29.11.2016

REFERENCES

1. Maslow A. (2011) *Motivation and Personality*. 3rd Edition. Saint-Petersburg, Piter. 352 (in Russian).
2. Program for Socio-Economic Development of Belarus for 2011–2015 Approved. Decree of the President of the Republic of Belarus, 11 April 2011, No 136. *Naviny. Information Portal of the Republic of Belarus*. Available at: <http://naviny.org/2011/04/11/by16666.htm>. (Accessed 15 March 2016) (in Russian).
3. Zemlyakov G. V., Kostikova G. D. (2009) Functional Resource for Interaction of Consumer and Object of Residential Real Estate. *Arkitektura i Stroitelstvo* [Architecture and Construction], (10), 46–49 (in Russian).
4. About Measures on Improvement of Construction Activity Approved Decree of the President of the Republic of Belarus, 14 January 2014, No 26. *Natsionalnyi Reestr Pravovykh Aktov Respubliki Belarus* [National Register of Legal Acts of the Republic of Belarus], 2014, (1), 1/14755.
5. Instruction on Procedure for creation and Operation of Republican Fund for Design Documentation and Republican Databank for Objects, Provision for Usage and Application of Materials and Data of the Mentioned Fund and Databank. Ordinance of Ministry of Architecture and Construction of the Republic of Belarus, 26 March 2014, No 14. *Architecture & Construction: Information and News*

- Portal. Available at: <http://arcp.by/ru/article/postanovlenie-ministerstva-arhitektury-i-stroitelstva-respubliki-belarus-ot-26-marta-2014-g>. (Accessed 15 March 2016) (in Russian).
6. Zemlyakov G. V., Kostikova G. D. (2012) Systematic and Technical Characteristics for Qualitative Evaluation of Design Solutions for Objects of Residential Real Estate in the Republic of Belarus. *Voprosy Vnedreniia Norm Proektirovaniia i Standartov Evropeiskogo Soiuz v Oblasti Stroitelstva: Mater. Nauch.-Metod. Seminara. Ch. 1* [Questions the Introduction of Design Standards and Standards of the European Union in the Field of Construction: Mater. Scientific-Method. Workshop, Minsk, 29 Maia 2012 g. Part 1]. Minsk, BNTU, 231–240 (in Russian).
 7. TKP 45-1.02-298–2014. Construction. Pre-Design Documentation. Structure and Plan of Development. Minsk, Minsstroyarkhitektura, 2014, 49 (in Russian).
 8. Zemlyakov G. V., Kostikova G. D. (2013) Analysis for Development of Main Approaches to Qualitative Evaluation Design Solutions in Respect of Residential Buildings *Voprosy Vnedreniia Norm Proektirovaniia i Standartov Evropeiskogo Soiuz v Oblasti Stroitelstva: Mater. Nauch.-Metod. Seminara. Ch. 1* [Questions the Introduction of Design Standards and Standards of the European Union in the Field of Construction: Mater. Scientific-Method. Workshop, Minsk, 22 Maia 2013 g. Part 1]. Minsk, BNTU, 221–231 (in Russian).
 9. Gerasimov V. V. (2001) *Methodological Principles on Organization of Designing for Residential Construction Objects*. Novosibirsk. 34 (in Russian).
 10. Kalinin P. A. (2002) *Organizational and Engineering-Technological Provision for Qualitative Construction of Residential Buildings*. Moscow. 22 (in Russian).
 11. Kuznetsova E. V. (2000) *Models and Methods for Evaluation of Technological Effectiveness for Construction Projects*. Saint-Petersburg. 26 (in Russian).
 12. Diachkova O. N. (2009) *System Evaluation of Technological Parameters for Construction of Residential Multi-Storey Buildings*. Saint-Petersburg, Saint Petersburg State University of Architecture and Civil Engineering Publishing House. 146 (in Russian).
 13. Gusakova E. A. (1993) *Organizational and Technological Evaluation of Structural and Spatial Concept for Industrial Buildings at Designing Stage*. Moscow. 18 (in Russian).
 14. Pavlov I. D., Harutyunyan I. A., Kaplunovskaya M. A. (2006) Designing and Technological Aspects for Evaluation of Design Solutions for Architectural and Bionic Systems. *Kommunalnoe Khoziaistvo Gorodov. Seriya: Tekhnicheskie Nauki* [Urban Municipal Structures. Series: Engineering Sciences], 76, 170–175 (in Russian).
 15. Presnyakov N. I. (2000) Virtual Construction Objects. *Sbornik Nauch. i Pedagog. Trudov Kafedry SAPR* [Collected Book of Scholarly and Pedagogical Works “Computer Aided Engineering System” Department]. Moscow, MGSU [Moscow State University of Civil Engineering] Publishing House, 38 (in Russian).
 16. Luzganov N. A. (2006) *Organizational and Technological Designing of Construction and Reconstruction of Object While Using its Virtual Model*. Moscow. 18 (in Russian).
 17. Fakhratov M. A. (2004) *Competitive Organizational and Technological Solutions for Reconstruction and Modification of Objects under Conditions of Technogenic Impact*. Moscow. 46 (in Russian).
 18. Sheina S. G. (2008) *Methodology for Strategic Management of Technical State Pertaining to Residential Stock While Using Simulation and Optimization of Organizational and Technological Solutions*. Rostov-on-Don. 49 (in Russian).
 19. Frolov K. A. (2011) *Evaluation of Variants for Design Solutions at Initial Design Stage*. Moscow. 22 (in Russian).
 20. Gorban A. N., Dunin-Barkovskii V. L., Kirdin A. N., Novikov E. A. (1998) *Neuroinformatics*. Novosibirsk, Nauka. Sib. branch of RAS. 295 (in Russian).
 21. Artificial Neural Network. *Wikipedia*. Available at: <https://ru.wikipedia.org/wiki/>. (Accessed 15 March 2016) (in Russian).
 22. *Forecasting System on the Basis of Neural Networks in Industry*. Available at: <http://habrahabr.ru/post/171019/>. (Accessed 15 March 2016) (in Russian).
 23. Terekhov S. A. (1998) *Lectures on Theory and Applications of Artificial Neural Networks*. Available at: http://alife.narod.ru/lectures/neural/Neu_index.htm. (Accessed 15 March 2016) (in Russian).
 24. Kruglov V. V., Borisov B. V. (2001) *Artificial Neural Network. Theory and Practice*. Moscow, Publishing House “Goryachaya Liniya – Telekom” [Hot Line – Telekom]. 382 (in Russian).
 25. Ward-Type Neural Network. *Wikipedia*. Available at: <https://ru.wikipedia.org/wiki/> (Accessed 15 March 2016) (in Russian).

Received: 29.02.2016

Accepted: 03.05.2016

Published online: 29.11.2016